УДК: 004.93 https://doi.org/10.15407/jai2024.04.106

І. О. Бориндо[1], В. М. Синєглазов[2]
[1,2]Національний авіаційний університет, Україна
Проспект Любомира Гузара, 1, м. Київ, 03058
[1]ibo.mistle@gmail.com
[2]svm@nau.edu.ua
[1]https://orcid.org/0000-0001-5375-6272
[2]https://orcid.org/0000-0002-3297-9060

ВИКОРИСТАННЯ БАГАТОКРИТЕРІАЛЬНОГО ГЕНЕТИЧНОГО АЛГОРИТМУ В ЗАДАЧАХ СТРУКТУРНО-ПАРАМЕТРИЧНОГО СИНТЕЗУ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

I. Boryndo[1], V. Sineglazov[2]
[1,2]National Aviation University, Ukraine
1, Lubomira Hazara prs, Kyiv, 03058
[1]ibo.mistle@gmail.com
[2]svm@nau.edu.ua
[1]https://orcid.org/0000-0001-5375-6272
[2]https://orcid.org/0000-0002-3297-9060

APPLICATION OF A MULTICRITERIA GENETIC ALGORITHM FOR STRUCTURAL PARAMETRIC SYNTHESIS OF CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS

Анотація. У цій роботі визначені та описані перспективні архітектурні рішення для згорткових нейронних мереж, а також розглянуті їх ключові параметри для подальшого структурного та параметричного синтезу. Описані переваги та недоліки різних блоків, а також обґрунтована їхня доцільність під час структурного синтезу. Пропонується використовувати генетичний еволюційний алгоритм для структурно-параметричного синтезу, а також розглянуті сучасні підходи. Показано та описано процес налаштування еволюційного алгоритму. На основі критеріїв оптимізації визначені функція пристосованості, методи селекції, мутації та кросовера. Результати експериментального еволюційного процесу були показані та проаналізовані. Розглянуто приклад моделі, створеної еволюційними алгоритмами, що базується на використанні функціональних блоків, агрегованих з різних архітектурних підходів згорткових нейронних мереж. Для кожної моделі під час процесу синтезу розраховано критерії продуктивності, включаючи середнє скорочення часу навчання, їхні переваги та деталі архітектурної інтеграції. На основі експериментальних результатів доведено, що використання складних структурних блоків замість традиційних шарів з гнучкою конфігурацією функції пристосованості за обома критеріями якості та продуктивності показує значне покращення для кінцевої моделі.
Ключові слова: структурно-параметричний синтез, генетичний алгоритм, згорткові нейронні мережі

Abstract. The paper identifies and describes promising architectural solutions for convolutional neural networks, along with key parameters for further structural and parametric synthesis. The advantages and disadvantages of different blocks are outlined, and their relevance in structural synthesis is substantiated. The use of a genetic evolutionary algorithm for structural-parametric synthesis is proposed, along with a review of contemporary approaches. The configuration process of the evolutionary algorithm is shown and described. Based on optimization criteria, the fitness function, selection, mutation, and crossover methods are defined. The results of the experimental evolutionary process are presented and analyzed. An example model created by evolutionary algorithms is considered, which is based on functional blocks aggregated from various architectural approaches in convolutional neural networks. For each model, performance criteria, including average reduction in training time, benefits, and architectural integration details, were calculated during the synthesis process. Experimental results demonstrate that using complex structural blocks instead of traditional layers with a flexible fitness function configuration according to quality and performance criteria yields significant improvements for the final model.
Keywords: structural parametric synthesis, evolutionary algorithm, convolutional neural network.

Вступ

На сьогоднішній день, незважаючи на значний прогрес у галузі комп'ютерного зору та використанні передових згорткових мереж, особливо візуальних трансформерів [1], багато завдань обробки зображень залишаються невирішеними і потребують спеціалізованих рішень. Це здебільшого

пов'язано з унікальними характеристиками навчальних наборів даних та високими обчислювальними вимогами складних топологій нейронних мереж, таких як трансформери, які стикаються з обмеженнями апаратного забезпечення. Більшість архітектур ЗНМ страждають від низької продуктивності, повільних темпів навчання і водночас вимагають високоякісних, добре збалансованих навчальних наборів даних.

Природним виходом з цієї ситуації є створення гібридних згорткових нейронних мереж [2, 3]. Однак у цьому процесі виникає багато проблем: оптимальний вибір базової топології згорткової нейронної мережі, оптимальний вибір різних структурних блоків, які будуть використовуватися в процесі синтезу структури гібридної згорткової нейронної мережі, оптимальний вибір їх розташування. З точки зору машинного навчання, виникають проблеми з вибором критеріїв навчання, коли ми маємо однокритеріальну або багатокритеріальну задачу оптимізації, потрапляння в локальний екстремум, перенавчання, падіння градієнта, попереднього навчання, створення гібридного алгоритму навчання.

Ця робота окреслить і обговорить результати досліджень щодо застосування та архітектурних характеристик гібридних згорткових нейронних мереж (ГЗНМ) та різних будівельних блоків, необхідних для їх синтезу. Це включає вивчення продуктивності окремих компонентів, аналіз сучасних архітектур ЗНМ та застосування різних навчальних даних для вирішення проблем продуктивності. Основна увага в цьому дослідженні приділяється визначенню найкращих типів і розташувань сучасних ЗНМ, виділенню операційних компонентів і включенню їх у синтез ГЗНМ за допомогою еволюційних алгоритмів для досягнення сприятливих результатів продуктивності, точності та інших критеріїв оптимізації. Головною метою цієї роботи є розробка еволюційного механізму, який використовуватиме структурні компоненти різних архітектур ЗНМ для створення моделі, що задовольнятиме попередньо визначені критерії оптимізації.

Постановка проблеми

В цій роботі задано навчальну вибірку, яка складається з розмічених зображень. Поставлено задачу класифікації, яка включає в себе два етапи: виділення ознак та їх класифікацію. Для вирішення цієї задачі необхідно сформувати гібридну топологію, що передбачає вибір компонентів гібридної згорткової мережі, визначення їхнього розташування, а також налаштування структурних параметрів, таких як кількість шарів, кількість каналів, послідовність шарів, розміри ядер згортки та значення вагових коефіцієнтів.

Щоб вирішити цю проблему, багатокритеріальна оптимізація [2, 7] надає основу для систематичної оцінки мережі та оптимізації на основі сформульованих критеріїв оптимізації.

Метою цього дослідження є розробка та налаштування еволюційного алгоритму для багатокритеріальної оптимізації ЗНМ за допомогою еволюційних алгоритмів.

Основні завдання включають: визначення критеріїв оптимізації; встановлення набору релевантних показників продуктивності, які відображають якість і ефективність архітектур ГЗНМ. Ці критерії зазвичай включають [8, 9]:

– точність: здатність ГЗНМ правильно класифікувати або прогнозувати дані;

– обчислювальну ефективність: показники, такі як час інференції та використання пам'яті;

– надійність: стійкість моделі до змін вхідних даних та атак на основі обману;

– масштабованість: здатність моделі підтримувати продуктивність при масштабуванні на більші набори даних або більш складні завдання.

Простір структурного дизайну ЗНМ: ідентифікація та параметризація компонентів і конфігурацій ГЗНМ, включаючи:

– тип і глибину шарів ЗНМ: кількість згорткових, пулінгових і повнозв’язаних шарів;

– Тип і метод інтеграції гібридних

компонентів: вибір між структурними блоками та компонентами, що використовуються для структурного синтезу, типи компонентів інтеграції (наприклад, SRU, CRU, LSTM, GRU, GCN, GAT тощо);

– схеми з'єднання: як різні компоненти з'єднані між собою і як дані передаються між ними;

– гіперпараметри: такі параметри, як швидкість навчання, розмір пакету та коефіцієнти відсіву.

Розробка еволюційного алгоритму: розробка та впровадження еволюційного алгоритму, адаптованого для структурного синтезу ЗНМ. Це включає:

– кодування ЗНМ: розробка схеми кодування для представлення архітектури ГЗНМ у форматі, придатному для еволюційних операцій;

– функцію пристосованості: формулювання багатокритеріальної функції пристосованості, яка збалансує точність, ефективність, надійність і масштабованість;

– механізм відбору: впровадження процесу відбору, який зберігає різноманітність і спрямовує пошук у бік оптимальних рішень;

– оператори кросовера та мутації: створення операторів для генерації нових архітектур ГЗНМ шляхом рекомбінації та модифікації існуючих на основі попередньо відібраних структурних блоків.

Завдяки виконанню цих завдань, це дослідження має на меті значно просунути стан науки в галузі дизайну та оптимізації гібридних нейронних мереж, надаючи потужний інструмент для розробки більш ефективних, надійних і масштабованих моделей глибокого навчання.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Для структурного синтезу гібридних згорткових нейронних мереж (ГЗНМ) існує два основних компонента: сам еволюційний алгоритм (ЕА) та будівельні компоненти, які використовуються цим алгоритмом. Існує декілька готових рішень еволюційних алгоритмів для використання в синтезі ЗНМ, однак більшість із них мають свої обмеження.

Сучасні еволюційні алгоритми натхненні процесами природного відбору та генетичної еволюції. Вони працюють з популяцією потенційних рішень, поступово відбираючи, рекомбінуючи та змінюючи індивідів для створення нових поколінь рішень. Основні сучасні еволюційні алгоритми включають:

Генетичні алгоритми (GA):

– працюють з популяцією кандидатів рішень;

– використовують кросовер і мутацію для дослідження нових архітектур;

– механізми відбору віддають перевагу індивідам з кращою продуктивністю.

Генетичне програмування (GP) [4]:

– подібно до GA, але працює зі структурами, схожими на дерева;

– може еволюціонувати цілі програми або архітектури;

“NeuroEvolution of Augmenting Topologies” (NEAT) [5]:

– еволюціонує як ваги, так і архітектуру нейронних мереж;

– вводить інновації шляхом відстеження генів і структур протягом поколінь.

Еволюційні стратегії (ЕС) [6]:

– орієнтовані на оптимізацію безперервних параметрів;

– використовують стратегії, такі як адаптація коваріаційної матриці [10], для керування пошуком.

Архітектура гібридних згорткових нейронних мереж (ГЗНМ) [3] інтегрує ЗНМ з різними іншими моделями нейронних мереж, використовуючи їхні відповідні переваги для створення потужніших і універсальніших моделей. У цьому дослідженні ми зосередимося на трьох основних типах ГЗНМ: гібриди ЗНМ-RNN, ЗНМ-GNN і ЗНМ-трансформери.

Мета дослідження

Метою цієї роботи є визначення основних критеріїв для синтезу ЗНМ, таких як точність, обчислювальна вартість, стійкість моделі тощо, аналіз і виділення структурних блоків сучасних архітектур ЗНМ, модифікація існуючих рішень еволюційних алгоритмів та їх застосування

для синтезу оптимальної архітектури ГЗНМ.

Виклад основного матеріалу

У процесі структурного синтезу ЗНМ основними компонентами є структурні блоки, які будуть використані для формування створеної архітектури. Для визначення списку придатних блоків та їх класифікації за якісними параметрами та функціональними можливостями необхідно проаналізувати і визначити такі блоки в межах сучасних архітектур ЗНМ.

Кожен із цих блоків має власну архітектурну особливість (набір та послідовність шарів), що вимагає їхньої оцінки як окремих елементів, так і в поєднаннях у межах однієї нейронної мережі. Надалі необхідно провести оцінки продуктивності, щоб проаналізувати їх індивідуальні властивості, вплив на загальну продуктивність системи та зміни в точності [10].

У нашому експериментальному дослідженні ми будемо досліджувати ці окремі блоки (таблиця 1), а також їхні пари, використовуючи генетичні алгоритми для синтезу ГЗНМ. Вибрана ЗНМ повинна бути надзвичайно простою і зрозумілою. Простота знижує зовнішні впливи та випадковість, що полегшує зосередження на внутрішньому впливі кожного блоку. Тестування та навчання будуть проводитися на зразку під назвою "CIFAR-100".

Таблиця 1. Порівняння параметрів структурних блоків

Block type	Top-1 Error(%)	Top-5 Error(%)	GFLOPS	Diff (~)
Densely connected layer	22.80	7.8	3.8	3.2
SCConv block	22.96	7.1	3.91	2.2
SCConc-A block	22.1	6.67	3.94	2.6
SE-BN-Inception module	22.68	6.94	2.87	1.8
Convolutional block attention module	24.66	8.34	3.71	5.9
DenRes-Att module	23.21	8.04	4.41	1.7
Inception-ResNet-V2	19.91	6.88	11.2	4.12
PolyInception module	24.48	8.25	3.98	2.7
Non-local Block	23.11	7.94	4.17	3.1

Генетичні алгоритми є частиною еволюційних обчислень, галузі штучного інтелекту. Вони натхненні еволюцією та природним відбором, де найсильніші риси передаються з покоління в покоління. Багатокритеріальний генетичний алгоритм (MCGA) є розширенням цього процесу, який зосереджується на одночасній оптимізації кількох цілей. Кожне рішення, яке пропонується алгоритмом, асоціюється з набором значень цільової функції. BCGA оптимізує ці значення та надає набір Парето-оптимальних рішень.

У задачах багатокритеріальної оптимізації існує кілька суперечливих цілей, які потрібно оптимізувати. Це призводить до набору можливих рішень, відомих як Парето-рішення, де жодне інше рішення не може одночасно покращити всі цілі. Тому мета полягає не в пошуку єдиного оптимального рішення, а в генерації набору Парето-оптимальних рішень, які забезпечують компроміс між конфліктуючими цілями [2].

Багатокритеріальні генетичні алгоритми, такі як NSGA-II1, SPEA3,

продемонстрували високу ефективність у різних інженерних задачах оптимізації. Використовуючи оператори відбору, мутації та кросовера в ітераціях, можна генерувати конкурентоспроможних індивідів, надихаючись еволюційною теорією "виживання найсильніших". Ці індивіди, які не можуть перевершити один одного в усіх аспектах, формують групу, відому як фронт недомінування. З точки зору фізичних задач оптимізації, де оцінки завжди є обчислювально складними, розмір популяції в MOGA зазвичай невеликий через обмежені обчислювальні ресурси. На рисунку 1 представлений логічний потік для застосування еволюційного алгоритму до структурного синтезу оптимальної структури ЗНМ. Це високорівнева блок-схема, яка не відображає низькорівневу логіку.

Для структурного синтезу цільових ЗНМ ми плануємо використовувати модифікований алгоритм SPEA-3 [8], щоб подолати зазначені проблеми.

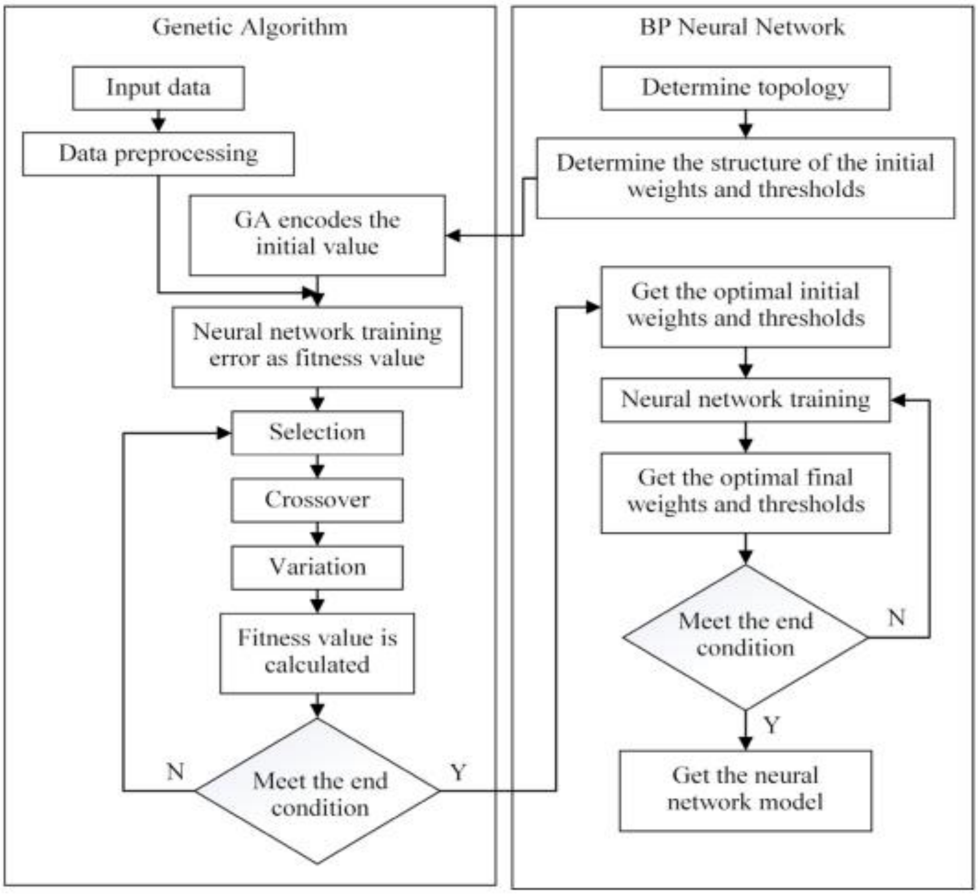


Рис. 1. Алгоритмічна схема застосування багатокритеріального еволюційного алгоритму для отримання оптимальної топології ЗНМ

Для структурного синтезу цільових ЗНМ ми плануємо використовувати модифікований алгоритм SPEA-3 [8], щоб подолати зазначені проблеми.

У контексті цієї роботи індивід представляє конкретну архітектуру ЗНМ. Відповідно до критеріїв, визначених у розділі постановки задачі, цільовий індивід розглядається як закодований безпосередньо у рядок, який явно описує архітектуру. Структура геному включає в себе наступні параметри:

– кількість шарів;
– типи шарів/блоків (SCConv, SE-BE-Inc, Dense block, стандартні згорткові, пулінгові, 1x1, нормалізація пакетів тощо);
– розміри ядер;
– кількість фільтрів;
– крок і заповнення;
– функції активації;

– специфічні параметри, пов'язані з блоками;

– швидкість навчання, розмір пакета тощо.

Ми використовуватимемо змішену схему кодування, де кожен індивід (геном) складається з серії структурних блоків і гіперпараметрів. Кожен ген у геномі представляє або шар, або блок із закодованими всередині нього специфічними параметрами.

Якісні критерії, за якими обирається фінальний індивід, визначені та докладно описані в наступному розділі.

Для кількісної оцінки продуктивності гібридних згорткових нейронних мереж (ГЗНМ) на основі кількох цілей необхідно побудувати багатокритеріальну функцію пристосованості, яка інтегрує різні показники продуктивності. Зазвичай ці показники включають точність, обчислювальну ефективність, надійність та масштабованість. Запропонована функція пристосованості врівноважує ці аспекти для забезпечення всебічної оцінки архітектур ГЗНМ.

Критерії, що враховуються при формулюванні функцій пристосованості, такі:

– Точність (A): основний показник того, наскільки добре мережа виконує завдання, наприклад, точність класифікації на валідаційному наборі даних.

– Обчислювальна ефективність (E): показники, такі як час інференції та використання пам'яті, вказують на ефективність мережі.

– Надійність (R): стійкість мережі до атак на основі обману або зашумлених даних, часто вимірюється точністю в умовах атак або деградацією продуктивності.

– Масштабованість (S): здатність підтримувати продуктивність при масштабуванні на більші набори даних або більш складні завдання, часто оцінюється зміною точності та ефективності під час масштабування мережі.

Для формулювання функції пристосованості необхідно виконати кілька кроків.

Для кожної окремої архітектури ЗНМ потрібно обчислити її силу S(i) на основі того, над скількома іншими архітектурами вона домінує за чотирма критеріями (A, E, R, S). Сила обчислюється наступним чином:

$$S(i) = \sum_{j \in P} \delta(j, i)$$

де $\delta(j, i)$, якщо i домінує над j принаймні за одним критерієм і не є гіршим за іншими. Домінування визначається наступними умовами:

$$\delta(j, i) = 1 \text{ if } A(i) \geq A(j), E(i) \geq E(j), R(i) \geq R(j), S(i) \geq S(j)$$

та i строго краще по щонайменше одному критерію.

Тепер потрібно розрахувати базову фітнес-функцію. Базова фітнес-функція R(i) для окремої архітектури ЗНМ i - це сума сильних сторін усіх архітектур, які домінують над нею:

$$R(i) = \sum_{j \in P} S(j) \times \delta(i, j),$$

де $\delta(i, j) = 1$, якщо j домінує над і на основі критеріїв (A, E, R, S).

Наступним кроком буде розрахунок щільності на основі критеріїв оптимізації. Щільність D(i) оцінюється за допомогою методу k-го найближчого сусіда. Відстань $\sigma_k(i)$ обчислюється в цільовому просторі, визначеному нормованими значеннями (A, E, R, S).

$$D(i) = \frac{1}{\sigma_k(i) + 2},$$

де $\sigma_k(i)$ - евклідова відстань до k-го найближчого сусіда у просторі нормованих значень критеріїв.

Тепер на основі розрахованих параметрів можливо сформулювати фітнес-функцію. Остаточна фітнес-функція F(i) для кожної окремої архітектури ЗНМ і є комбінацією базової фітнес-функції та щільності:

$$F(i) = R(i) + D(i)$$

Чим нижче значення фітнесу F(i), тим краще розглядається індивід.

Також перед розрахунком фітнесу значення кожного критерію має бути нормалізовано для забезпечення порівнянності:

$$A_{\text{norm}}(i) = \frac{A(i) - A_{min}}{A_{max} - A_{min}}$$

$$E_{\text{norm}}(i) = \frac{E(i) - E_{min}}{E_{max} - E_{min}}$$

$$R_{\text{norm}}(i) = \frac{R(i) - R_{min}}{R_{max} - R_{min}}$$

$$S_{\text{norm}}(i) = \frac{S(i) - S_{min}}{S_{max} - S_{min}}$$

Ці нормалізовані значення використовуються для оцінки відстаней $\sigma_k(i)$ і для визначення домінування при розрахунку щільності.

Експеримент

Так само, як і інші реалізації еволюційних алгоритмів, наша реалізація потребує значних обчислювальних ресурсів для виконання завдання, що ускладнює її оцінку на великих і складних наборах даних, таких як "ILSVRC-2017". Ми вирішили використати CIFAR-100 для синтезу набору потенційно хороших архітектур, а потім перенести їх у середовище з більшим масштабом.

Початкове налаштування для експерименту. Набір даних "CIFAR-100", що містить кольорові зображення розміром 32x32. Завдання полягає в отриманні найбільш підходящої моделі ЗНМ на основі критеріїв, описаних у розділі визначення функції пристосованості. Розмір популяції встановлено на 10, кількість поколінь – 50, рівень мутації – 5,5%, початкова популяція – випадково згенеровані архітектури ЗНМ зі змішаним набором згорткових шарів, Dense-блоків, SE-блоків, SCConv-блоків, модулів на основі уваги, SRU, CRU, шарів нормалізації пакетів, 1x1 згорткових шарів, шарів "dropout" та повнозв'язаних шарів. Результати та динаміка зміни точності показані на рисунку 2.

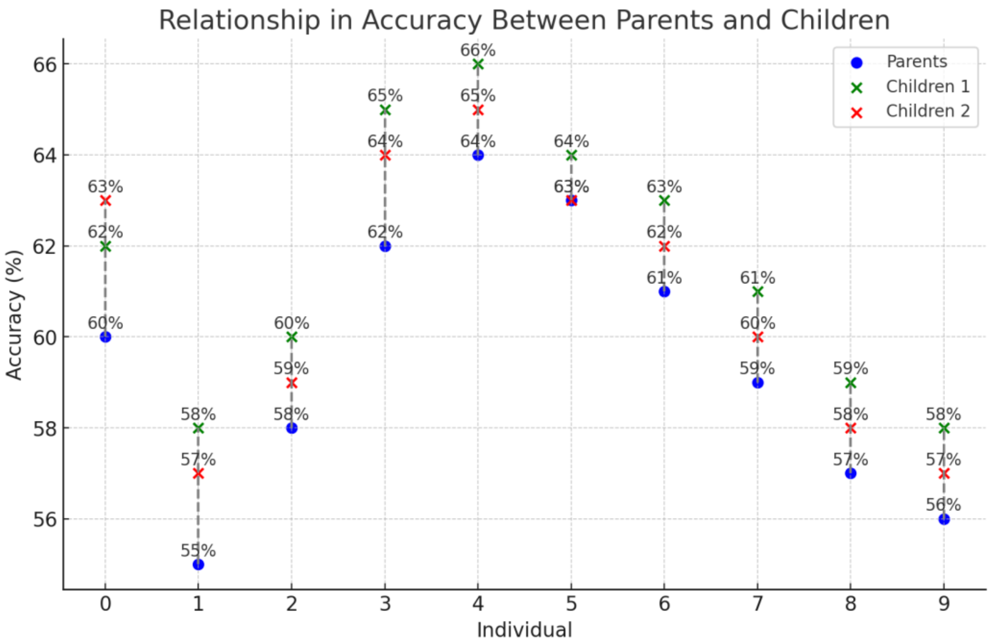


Рис. 2. Динаміка зміни якісних параметрів для індивіда в відношенні parent-to-child

Висновки

Реалізація багатокритеріальної функції пристосованості дозволила провести всебічну оцінку архітектур ЗНМ. Ця функція включала нормалізовані показники точності, часу інференції, використання пам'яті, стійкості в умовах атак та масштабованості. Завдяки відповідному зважуванню цих показників ми змогли збалансувати їхній внесок і досягти цілісної оцінки продуктивності мережі.

Наші експериментальні результати, наведені в таблиці 2 та на рисунку 2, отримані в процесі навчання на наборі даних CIFAR-100, показали значний вплив різних структурних блоків на продуктивність ГЗНМ. Тестуючи блоки як окремо, так і в комбінаціях, ми виявили оптимальні конфігурації, які покращили представлення ознак та зменшили обчислювальне навантаження.

На основі експериментальних результатів ми отримали оптимальну архітектуру ЗНМ для розпізнавання на основі набору даних CIFAR-100. Через обмеження в обчислювальних ресурсах та часі, експеримент був проведений у невеликому масштабі з обмеженою кількістю поколінь і використанням лише набору даних CIFAR-100. Планується продовжити дослідження в більш складних умовах з використанням більш потужної апаратної підтримки в майбутньому.

Підсумовуючи, це дослідження просуває передові технології в галузі дизайну та оптимізації гібридних нейронних мереж. Запропонований гібридний алгоритм навчання та багатокритеріальна оптимізаційна структура пропонують потужні інструменти для розробки більш ефективних, надійних та масштабованих моделей глибинного навчання.

Література

1. M. Meza-Sánchez, E. Clemente, M.C. Rodríguez-Liñán, G. Olague, "Synthetic-analytic behavior-based control framework: Constraining velocity in tracking for nonholonomic wheeled mobile robots" in Information Sciences, vol. 501, 2019, pp. 436-459, doi: 10.1016/j.ins.2019.06.025.

2. S. Jiang and S. Yang, "A Strength Pareto Evolutionary Algorithm Based on Reference Direction for Multiobjective and Many-Objective Optimization," in IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 21, no. 3, pp. 329-346, June 2017, doi: 10.1109/TEVC.2016.2592479.

3. J. Li, Y. Wen and L. He, "SCConv: Spatial and Channel Reconstruction Convolution for Feature Redundancy," 2023 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Vancouver, BC, Canada, 2023, pp. 6153-6162, doi: 10.1109/CVPR52729.2023.00596.

4. Dürr, P., Mattiussi, C., Floreano, D., "Neuroevolution with Analog Genetic Encoding" in Parallel Problem Solving from Nature, 2006, vol 4193. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/11844297_68.

5. C. Nagpal and S. R. Dubey, "A Performance Evaluation of Convolutional Neural Networks for Face Anti Spoofing," in International Joint Conference on Neural Networks, Budapest, Hungary, 2019, pp. 1-8, doi: 10.1109/IJЗНМ.2019.8852422.

6. D. Kingma, J. Ba, “Adam: A Method for Stochastic Optimization. International Conference on Learning Representations”. 2015, 30 Jan 2017, pp. 1–15.

7. N. Hansen, D. V. Arnold and A. Auger, “Evolution Strategies”, 2018, doi: 10.1007/978-3-319-07124-4_13.

8. C. Cao, Y. Huang, Y. Yang, L. Wang, Z. Wang and T. Tan, "Feedback Convolutional Neural Network for Visual Localization and Segmentation," in IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 41, no. 7, pp. 1627-1640, 1 July 2019, doi: 10.1109/TPAMI.2018.2843329.

9. M. K. Yadav and K. P. Sharma, "Intrusion Detection System using Machine Learning Algorithms: A Comparative Study," 2021 2nd International Conference on Secure Cyber Computing and Communications, Jalandhar, India, 2021, pp. 415-420, doi: 10.1109/ICSCCC51823.2021.9478086.

10. N. Shone, T. N. Ngoc, V. D. Phai and Q. Shi, "A Deep Learning Approach to Network Intrusion Detection," in IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence, vol. 2, no. 1, pp. 41-50, Feb. 2018, doi: 10.1109/TETCI.2017.2772792.

References

1. M. Meza-Sánchez, E. Clemente, M.C. Rodríguez-Liñán, G. Olague, "Synthetic-analytic behavior-based control framework: Constraining velocity in tracking for nonholonomic wheeled mobile robots" in Information Sciences, vol. 501, 2019, pp. 436-459, doi: 10.1016/j.ins.2019.06.025.

2. S. Jiang and S. Yang, "A Strength Pareto Evolutionary Algorithm Based on Reference Direction for Multiobjective and Many-Objective Optimization," in IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 21, no. 3, pp. 329-346, June 2017, doi: 10.1109/TEVC.2016.2592479.

3. J. Li, Y. Wen and L. He, "SCConv: Spatial and Channel Reconstruction Convolution for Feature Redundancy," 2023 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Vancouver, BC, Canada, 2023, pp. 6153-6162, doi: 10.1109/CVPR52729.2023.00596.

4. Dürr, P., Mattiussi, C., Floreano, D., "Neuroevolution with Analog Genetic Encoding" in Parallel Problem Solving from Nature, 2006, vol 4193. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/11844297_68.

5. C. Nagpal and S. R. Dubey, "A Performance Evaluation of Convolutional Neural Networks for Face Anti Spoofing," in International Joint Conference on

Neural Networks, Budapest, Hungary, 2019, pp. 1-8, doi: 10.1109/IJ3HM.2019.8852422.

6. D. Kingma, J. Ba, "Adam: A Method for Stochastic Optimization. International Conference on Learning Representations". 2015, 30 Jan 2017, pp. 1–15.

7. N. Hansen, D. V. Arnold and A. Auger, "Evolution Strategies", 2018, doi: 10.1007/978-3-319-07124-4_13.

8. C. Cao, Y. Huang, Y. Yang, L. Wang, Z. Wang and T. Tan, "Feedback Convolutional Neural Network for Visual Localization and Segmentation," in IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 41, no. 7, pp. 1627-1640, 1 July 2019, doi: 10.1109/TPAMI.2018.2843329.

9. M. K. Yadav and K. P. Sharma, "Intrusion Detection System using Machine Learning Algorithms: A Comparative Study," 2021 2nd International Conference on Secure Cyber Computing and Communications, Jalandhar, India, 2021, pp. 415-420, doi: 10.1109/ICSCCC51823.2021.9478086.

10. N. Shone, T. N. Ngoc, V. D. Phai and Q. Shi, "A Deep Learning Approach to Network Intrusion Detection," in IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence, vol. 2, no. 1, pp. 41-50, Feb. 2018, doi: 10.1109/TETCI.2017.2772792.

The article has been sent to the editors 28.10.24.
After processing 20.11.24.
Submitted for printing 30.12.24.